

数据链指挥下的战斗机 H_∞ 飞行控制器设计

陈谋¹ 姜长生¹ 邹庆元¹ 吴庆宪¹

摘要 基于神经网络对数据链指挥下的战斗机提出了鲁棒飞行控制器设计方案。为了克服由于数据链的引入对战斗机飞行控制所带来的不利影响, 设计了基于 RBF 神经网络的鲁棒飞行控制器。通过对神经网络参数在线调整, 使飞行控制系统能跟踪期望指令, 并满足给定的性能指标。最后将所设计的飞行控制系统用于数据链指挥下的战斗机飞行控制, 仿真结果表明所设计的飞行控制系统是有效的。

关键词 时延非线性系统, 飞行控制, 鲁棒控制, H_∞ 控制

中图分类号 TP273

Design of H_∞ Flight Controller for Fighter under Tactical Data-link Command

CHEN Mou¹ JIANG Chang-Sheng¹ ZOU Qing-Yuan¹
WU Qing-Xian¹

Abstract An H_∞ flight control scheme is proposed based on neural network for the fighter under the command of tactical data-link. For overcoming the influence due to introducing the tactical data-link, the H_∞ flight control scheme is presented for the fighter. The online adjusted parameters are introduced to make flight controller system track the expected command signal and satisfy the given performance index. Finally, the availability of the designed robust flight control system is demonstrated through a flight simulation, and the simulation results suggest the H_∞ flight control scheme is valid.

Key words Time delay nonlinear system, flight control, robust control, H_∞ control

在现代战斗机发展中, 要求战斗机具有多机协同作战的能力。为了提高协同作战的效果, 提供实时或近实时的各种作战信息, 需要引入数据链, 将指挥控制系统、计算机及各种数据终端组成综合的无缝网络, 实现信息资源共享^[1-2]。考虑到数据链的引入带来的时延和一些不确定因素及战斗机本身具有的强非线性, 在数据链指挥下的战斗机飞行控制实质是一个不确定时延非线性系统控制问题。而时延是造成一个控制系统性能下降的主要因素之一, 因此不确定时延非线性系统的控制得到了很多研究成果^[3-6]。文献[3]研究了一类具有非线性奇异扰动的不确定时延系统的稳定性问题; 文献[4]对一类不确定时延非线性系统设计了鲁棒控制器; 文献[5]基于干扰观测器和 LMI 方法设计了一类时延中立系统的鲁棒控制器; 文献[6]基于神经网络对时延系统进行研究, 并得到不错的研究成果。但这些成果大都没有考虑闭环系统控制性能能否达到给定的性能指标。

在战斗机飞行控制中, 利用动态逆进行飞行控制已有比较完善的研究^[7-8], 但动态逆控制要求控制系统模型精确已

知, 这很大程度上限制了其应用范围。本文基于 RBF 神经网络为数据链指挥下的战斗机设计了 H_∞ 鲁棒飞行控制器。

1 问题描述

在战术数据链在战场大量信息传输的情况下, 网络会出现信息阻塞、滞后等现象。如果负载超过 90%, 则可能导致整个网络堵塞, 此时必须考虑通信延时。因此在引入数据链的情况下, 考虑如下不确定时延非线性系统

$$\begin{bmatrix} y_1^{(r_1)} \\ \vdots \\ y_m^{(r_m)} \end{bmatrix} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + G(\mathbf{x})\mathbf{u} + \mathbf{d}(\mathbf{x}) + \mathbf{E}(\mathbf{x}(t-h), t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})]^T$, $G(\mathbf{x}) = [g_{ij}(\mathbf{x})]_{m \times m}$, $\mathbf{d}(\mathbf{x}) = [d_1(\mathbf{x}), \dots, d_m(\mathbf{x})]^T$, $\mathbf{E}(\mathbf{x}(t-h), t) = [E_1(\mathbf{x}(t-h), t), \dots, E_m(\mathbf{x}(t-h), t)]^T$. $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_r]^T \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态向量, $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_m]^T$ 为控制输入, y_1, \dots, y_m 为系统输出, $f_i(\mathbf{x}), g_{ij}(\mathbf{x})$ 为光滑连续函数, $\mathbf{d}(\mathbf{x})$ 为系统不确定性。 $\mathbf{E}(\cdot) = \mathbf{R}^n \times \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}^n$ 为时延项, 由数据链通信延时造成, 其中 $n = r_1 + \dots + r_m$.

控制目标是设计神经网络控制器使系统的各个输出 y_i 及其各阶导数 $\dot{y}_i, \dots, \ddot{y}_i^{(r_i-1)}$ 跟踪有界的参考信号 y_{id} 及其相应阶的导数, 且跟踪误差对于给定的干扰减弱水平 $\kappa > 0$ 满足一定的 H_∞ 性能指标。定义 $e_i = y_{id} - y_i, i = 1, \dots, m$ 。在设计控制器之前, 作如下假设:

A1. 在紧集 $S \subset \mathbf{R}^n$ 上, $G(\mathbf{x})$ 非奇异且其范数有界, 且有下式成立

$$\underline{\sigma}(G(\mathbf{x})) \geq b > 0, \forall \mathbf{x} \in S \quad (2)$$

其中 $\underline{\sigma}(\cdot)$ 为矩阵 $G(\mathbf{x})$ 的最小奇异值, b 为任意非负常数。

A2. $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{d}(\mathbf{x})$ 为光滑函数, 且 $\mathbf{d}(\mathbf{x})$ 有界, 并假设 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 和 $G(\mathbf{x})$ 为未知函数。

A3. 对任意 $i = 1, \dots, m$ 和 $j = 1, \dots, m$ 都存在 RBF 神经网络权值 \mathbf{W}_{fi} 和 \mathbf{W}_{gij} , 使得 RBF 神经网络输出 $\hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi})$ 和 $\hat{g}_{ij}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{gij})$ 能任意逼近 $f_i(\mathbf{x})$ 和 $g_{ij}(\mathbf{x})$ 。

A4. 所有时滞项 $E_i(\mathbf{x}(t-h), t)$ 满足

$$\|E_i(\mathbf{x}(t-h), t)\| \leq \lambda_i \|\mathbf{x}(t-h)\| \quad (3)$$

其中 $\|\cdot\|$ 为欧式范数, λ_i 为未知的大于零的常数。假设 λ_i 满足 $\theta_i^* = \lambda_i^2, \theta_i^* > 0$ 。

2 数据链指挥下的鲁棒飞行控制器的设计

对系统(1)构造如下形式的控制器

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_c + \mathbf{u}_h \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_c &= \hat{G}^{-1}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_g) [-\hat{f}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_f) + \boldsymbol{\tau} + \mathbf{v}] \\ \mathbf{u}_h &= -\hat{G}^{-1}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_g) \mathbf{u}_a \end{aligned} \quad (5)$$

\mathbf{u}_c 为等效控制器, \mathbf{u}_h 为补偿控制器, $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_m]^T$ 为辅助控制量, $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_m]^T$ 为对不确定参数 λ 的补偿信号, 且有 $\hat{f}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_f) = [\hat{f}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{f1}), \dots, \hat{f}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fm})]^T$, $\hat{G}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_g) = [\hat{g}_{ij}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{gij})]_{m \times m}$, $\mathbf{u}_a = [u_{1a}, \dots, u_{ma}]^T$ 。这里的 $\hat{f}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_f)$ 和 $\hat{G}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_g)$ 为 RBF 神经网络对 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 和

收稿日期 2006-10-24 改修稿日期 2007-07-15

Received October 24, 2006; in revised form July 15, 2007

国家自然科学基金(90405011, 90716028)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (90405011 90716028)

1. 南京航空航天大学自动化学院 南京 210016

1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016

DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.00211

$G(\mathbf{x})$ 的逼近, 且定义^[9]

$$\begin{aligned}\tau_1 &= y_{1d}^{(r_1)} + \lambda_{1,r_1-1}(y_{1d}^{(r_1-1)} - y_1^{(r_1-1)}) + \cdots + \\ &\quad \lambda_{11}(y_{1d} - y_1) \\ &\vdots \\ \tau_m &= y_{md}^{(r_m)} + \lambda_{m,r_m-1}(y_{md}^{(r_m-1)} - y_m^{(r_m-1)}) + \cdots +\end{aligned}\quad (6)$$

$$\lambda_{m1}(y_{md} - y_m)$$

其中 λ_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, r_i - 1$) 应使多项式 $h_i(s) = s^{r_i} + \lambda_{i,r_{i-1}}s^{r_i-1} + \cdots + \lambda_{i1}$ 的所有根位于左半开平面上. 将式(6)代入系统(1), 并根据跟踪误差的定义可得

$$\begin{bmatrix} e_1^{(r_1)} + \lambda_{1,r_1-1}e_1^{(r_1-1)} + \cdots + \lambda_{11}e_1 \\ \vdots \\ e_m^{(r_m)} + \lambda_{1,r_m-1}e_m^{(r_m-1)} + \cdots + \lambda_{m1}e_m \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_f) - \mathbf{f}(\mathbf{x}) + (\hat{G}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_g) - G(\mathbf{x}))\mathbf{u} - \mathbf{v} + \mathbf{u}_a - \mathbf{d}(\mathbf{x}) - E(\mathbf{x}(t-h), t) \quad (7)$$

对第 i 个子系统有

$$\begin{aligned}e_i^{(r_i)} + \lambda_{i,r_i-1}e_i^{(r_i-1)} + \cdots + \lambda_{i1}e_i &= \hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi}) - f_i(\mathbf{x}) + \\ \Delta G_i \mathbf{u} + u_{ia} - d_i(\mathbf{x}) - v_i - E_i(\mathbf{x}(t-h), t) \end{aligned}\quad (8)$$

其中 $\Delta G_i = [\hat{g}_{i1}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{g_{i1}}) - g_{i1}(\mathbf{x}), \dots, \hat{g}_{im}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{g_{im}}) - g_{im}(\mathbf{x})]$.

定义 $\mathbf{e}_{ip} = [e_i, \dots, e_i^{(r_i-1)}]^T$, 则上式可变为

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{e}}_{ip} &= A_i \mathbf{e}_{ip} + \mathbf{B}_i u_{ia} + \mathbf{B}_i [\hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi}) - f_i(\mathbf{x}) + \Delta G_i \mathbf{u}] - \\ &\quad \mathbf{B}_i d_i(\mathbf{x}) - \mathbf{B}_i v_i - \mathbf{B}_i E_i(\mathbf{x}(t-h), t) \end{aligned}\quad (9)$$

$$\text{其中 } A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\lambda_{i1} & -\lambda_{i2} & \cdots & -\lambda_{i,r_i-2} & -\lambda_{i,r_i-1} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_i = [0, 0, \dots, 1]^T.$$

为了实现第 i 个子系统的控制目标, 定义

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{fi}^* = \arg \min_{\mathbf{W}_{fi} \in \Omega_{fi}} [\arg \sup_{\mathbf{x} \in S_x} |\hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi}) - f_i(\mathbf{x})|] \\ \mathbf{W}_{g_{ij}}^* = \arg \min_{\mathbf{W}_{g_{ij}} \in \Omega_{g_{ij}}} [\arg \sup_{\mathbf{x} \in S_x} |\hat{g}_{ij}(\mathbf{x}) \setminus \mathbf{W}_{g_{ij}} - g_{ij}(\mathbf{x})|] \end{cases} \quad (10)$$

式中 $\Omega_{fi} = \{\mathbf{W}_{fi} : \|\mathbf{W}_{fi}\| \leq M_{fi}\}$, $\Omega_{g_{ij}} = \{\mathbf{W}_{g_{ij}} : \|\mathbf{W}_{g_{ij}}\| \leq M_{g_{ij}}\}$ 分别为参数的可行域, 其中 M_{fi} 和 $M_{g_{ij}}$ 为设计参数, S_x 为系统状态可达空间. 则 RBF 神经网络的最小逼近误差为^[9]

$$\omega_{ni} = (\hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi}^*) - f_i(\mathbf{x})) + \Delta G_i^* \mathbf{u} \quad (11)$$

其中 ΔG_i^* 为 ΔG_i 的最优逼近. 由于有

$$\hat{f}_i(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{fi}) = \mathbf{W}_{fi}^T \Phi_i(\mathbf{x}), \quad \hat{g}_{ij}(\mathbf{x} \setminus \mathbf{W}_{g_{ij}}) = \mathbf{W}_{g_{ij}}^T \Phi_{ij}(\mathbf{x}) \quad (12)$$

式中 $\Phi_i(\mathbf{x})$ 和 $\Phi_{ij}(\mathbf{x})$ 为 RBF 神经网络基函数. 考虑到式(11)和式(12), 则式(9)可重写为

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{e}}_{ip} &= A_i \mathbf{e}_{ip} + \mathbf{B}_i u_{ia} + \mathbf{B}_i [\tilde{\mathbf{W}}_{fi}^T \Phi_i(\mathbf{x}) + \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}}^T \Phi_{ij}(\mathbf{x}) \mathbf{u} + \\ &\quad \mathbf{B}_i \omega_i - \mathbf{B}_i v_i - \mathbf{B}_i E_i(\mathbf{x}(t-h), t)] \end{aligned}\quad (13)$$

上式中 $\omega_i = \omega_{ni} - d_i$, $\tilde{\mathbf{W}}_{fi} = \mathbf{W}_{fi} - \mathbf{W}_{fi}^*$, $\tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}} = [(\mathbf{W}_{g_{i1}} - \mathbf{W}_{g_{i1}}^*), \dots, (\mathbf{W}_{g_{im}} - \mathbf{W}_{g_{im}}^*)]$, $\Phi_{gi}(\mathbf{x}) = [\Phi_{i1}(\mathbf{x}), \dots, \Phi_{im}(\mathbf{x})]$, ω_i 为复合干扰且有上界, 不妨记为 $\bar{\omega}_i$.

取 H_∞ 控制器为

$$u_{ia} = -\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} / \gamma \quad (14)$$

其中 $\gamma > 0$ 为设计参数.

RBF 神经网络的权值自适应律按照文献[9]中的选取, RBF 神经网络的学习率为 μ_i 和 ρ_{ij} , 且 ε_i 和 σ_{ij} 定义为

$$\varepsilon_i = \alpha_i \cdot \text{sgn}(\mathbf{W}_{fi}), \quad \sigma_{ij} = \beta_{ij} \cdot \text{sgn}(\mathbf{W}_{g_{ij}}) \quad (15)$$

式中 $\alpha_i > 0$, $\beta_{ij} > 0$. $P_i = P_i^T$ 为如下 Riccati 方程的解

$$P_i A_i + A_i^T P_i + Q_i - 2P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i / \gamma + P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i / \kappa^2 = 0 \quad (16)$$

其中 $\gamma \leq 2\kappa^2$, $\kappa > 0$ 为干扰减弱水平, $Q_i > 0$. 未知参数 λ_i 的补偿信号设计为如下形式

$$v_i = \begin{cases} \frac{\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} \hat{\theta}_i}{2} - \frac{\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} \|\mathbf{x}\|^2}{2\|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2}, & \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} \neq 0 \\ 0, & \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} = 0 \end{cases} \quad (17)$$

假设 $\hat{\theta}_i, \hat{\boldsymbol{\theta}}$ 分别为 $\theta_i, \boldsymbol{\theta}$ 的估计, 且 $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}^*$, 使得 $\hat{\theta}_i$ 满足如下自适应律

$$\dot{\hat{\theta}}_i(t) = -\delta \hat{\theta}_i(t) + \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 \quad (18)$$

其中 δ 为任意正数. 对 $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}^*$ 两边求导可得

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}^T(t) \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(t) = -\delta \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} + \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 - \delta \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\theta}^* \quad (19)$$

定理 1. 考虑系统(1), 其控制量为式(4), \mathbf{u}_c 取如式(5)的形式, 则对于给定的干扰减弱水平 κ , 在控制器(4)作用下系统的输出跟踪误差 \mathbf{e} 满足如下的 H_∞ 跟踪性能指标:

$$\begin{aligned}\frac{1}{2} \int_0^T \mathbf{e}^T Q \mathbf{e} dt &\leq \frac{1}{2} \mathbf{e}^T(0) P \mathbf{e}(0) + \sum_{i=1}^m \frac{1}{2\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_{fi}^T(0) \tilde{\mathbf{W}}_{fi}(0) + \\ &\quad \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \frac{1}{2\rho_{ij}} \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}}^T(0) \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}}(0) + \frac{1}{2} \kappa^2 \int_0^T \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} dt + \\ &\quad \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T(0) \tilde{\boldsymbol{\theta}}(0) + \int_{t-h}^t \mathbf{x}_0^T(\tau) \mathbf{x}_0(\tau) d\tau + \frac{\delta}{2} \int_0^T \boldsymbol{\theta}^{*\top} \boldsymbol{\theta}^* dt \end{aligned} \quad (20)$$

其中 $\mathbf{e} = [\mathbf{e}_{1p}^T, \dots, \mathbf{e}_{mp}^T]^T$, $Q = \text{diag}(Q_1, \dots, Q_m)$, $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \dots, \omega_m]^T$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = [\tilde{\theta}_1, \dots, \tilde{\theta}_m]^T$, $\boldsymbol{\theta}^* = [\theta_1^*, \dots, \theta_m^*]^T$.

证明. 定义

$$\begin{aligned}V_i &= \frac{1}{2} \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \frac{1}{2\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_{fi}^T \tilde{\mathbf{W}}_{fi} + \sum_{j=1}^m \frac{1}{2\rho_{ij}} \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}}^T \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}} + \\ &\quad \frac{1}{2} \tilde{\theta}_i^2 + \int_{t-h}^t \mathbf{x}^T(\tau) \mathbf{x}(\tau) d\tau \end{aligned} \quad (21)$$

则构造 Lyapunov 函数为 $V = \sum_{i=1}^m V_i$, 取 V 对 t 的导数可得

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \cdots + \dot{V}_m \quad (22)$$

而又有

$$\begin{aligned}\dot{V}_i &= \frac{1}{2} \dot{\mathbf{e}}_{ip}^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \frac{1}{2} \mathbf{e}_{ip}^T P_i \dot{\mathbf{e}}_{ip} + \frac{1}{\mu_i} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_{fi}^T \tilde{\mathbf{W}}_{fi} + \\ &\quad \sum_{j=1}^m \frac{1}{\rho_{ij}} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_{g_{ij}}^T \tilde{\mathbf{W}}_{g_{ij}} + \tilde{\theta}_i \dot{\tilde{\theta}}_i + \mathbf{x}^T(t) \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}^T(t-h) \mathbf{x}(t-h) \end{aligned} \quad (23)$$

由于 $\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_{fi} = \dot{\mathbf{W}}_{fi}$, $\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_{gij} = \dot{\mathbf{W}}_{gij}$, 且考虑到式(19), 利用式(13), (14), (16) 可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_i &\leq -\frac{1}{2}\mathbf{e}_{ip}^T Q_i \mathbf{e}_{ip} - \frac{1}{2\kappa^2}\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \\ &\quad \frac{1}{2}(\omega_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \omega_i) + \\ &\quad \sqrt{\theta^*} \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\| \|\mathbf{x}(t-h)\| - \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} \hat{\theta}_i + \\ &\quad (\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \Phi_i^T(\mathbf{x}) + \frac{1}{\mu_i} \dot{\mathbf{W}}_{fi}^T) \tilde{\mathbf{W}}_{fi} + \\ &\quad \sum_{j=1}^m ((\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \Phi_{ij}^T(\mathbf{x}) u_j + \frac{1}{\rho_{ij}} \dot{\mathbf{W}}_{gij}^T) \tilde{\mathbf{W}}_{gij}) - \\ &\quad \delta \tilde{\theta}_i \tilde{\theta}_i + \tilde{\theta} \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 - \delta \tilde{\theta}_i \theta_i^* - \mathbf{x}^T(t-h) \mathbf{x}(t-h)\end{aligned}\quad (24)$$

同时由于

$$\sqrt{\theta^*} \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\| \|\mathbf{x}(t-h)\| \leq \theta^* \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 + \|\mathbf{x}(t-h)\|^2 \quad (25)$$

$$\theta^* \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 - \hat{\theta}_i \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \tilde{\theta} \|\mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip}\|^2 = 0 \quad (26)$$

$$-\delta \tilde{\theta}_i(t) \tilde{\theta}_i + \delta |\tilde{\theta}_i| |\theta_i^*| \leq -\frac{\delta}{2} |\tilde{\theta}_i|^2 + \frac{\delta}{2} |\theta_i^*|^2 \quad (27)$$

$$\begin{aligned}(\omega_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \omega_i \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i)/2 &\leq \kappa^2 \omega_i^2 / 2 + \\ &\quad \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} / (2\kappa^2)\end{aligned}\quad (28)$$

成立, 式(24) 可变为如下形式

$$\begin{aligned}\dot{V} &\leq -\frac{1}{2}\mathbf{e}_{ip}^T Q_i \mathbf{e}_{ip} - \frac{1}{2\kappa^2}\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \\ &\quad \frac{1}{2}(\omega_i \mathbf{B}_i^T P_i \mathbf{e}_{ip} + \mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \omega_i) - \\ &\quad \frac{\delta}{2} |\tilde{\theta}_i|^2 + \frac{\delta}{2} |\theta_i^*|^2 + (\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \Phi_i^T(\mathbf{x}) + \frac{1}{\mu_i} \dot{\mathbf{W}}_{fi}^T) \tilde{\mathbf{W}}_{fi} + \\ &\quad \sum_{j=1}^m ((\mathbf{e}_{ip}^T P_i \mathbf{B}_i \Phi_{ij}^T(\mathbf{x}) u_j + \frac{1}{\rho_{ij}} \dot{\mathbf{W}}_{gij}^T) \tilde{\mathbf{W}}_{gij})\end{aligned}\quad (29)$$

利用文献[9] 中的参数自适应律, 则式(29) 可变为

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2}\mathbf{e}_{ip}^T Q_i \mathbf{e}_{ip} + \frac{1}{2}\kappa^2 |\bar{\omega}_i|^2 + \frac{\delta}{2} |\theta_i^*|^2 \quad (30)$$

令 $\lambda_{\min}(\cdot)$ 为矩阵 Q_i 的最小特征值, 则当 $\|\mathbf{e}_{ip}\| > (\kappa |\bar{\omega}_i| + \sqrt{\delta \theta_i^*}) / \lambda_{\min}(Q_i)$ 时有

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2}\lambda_{\min}(Q_i) \|\mathbf{e}_{ip}\|^2 + \frac{1}{2}\kappa^2 |\bar{\omega}_i|^2 + \frac{\delta}{2} |\theta_i^*|^2 < 0 \quad (31)$$

因此有

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dots + \dot{V}_m < 0 \quad (32)$$

所以在控制器(4) 的作用下, 闭环系统具有全局稳定性.

对式(30) 从 $t=0$ 到 $t=T$ 积分可得

$$\begin{aligned}V_i(T) - V_i(0) &\leq -\frac{1}{2} \int_0^T \mathbf{e}_{ip}^T Q_i \mathbf{e}_{ip} dt + \\ &\quad \frac{1}{2} \int_0^T \omega_i^2 dt + \frac{\delta}{2} \int_0^T \theta_i^* \theta_i^* dt\end{aligned}\quad (33)$$

由式(21) 可知 $V_i(T) \geq 0$, 联合式(33) 有

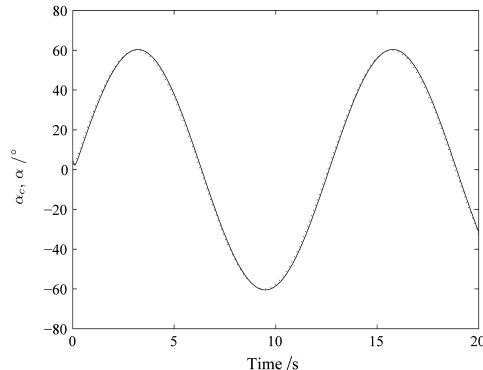
$$\begin{aligned}\frac{1}{2} \int_0^T \mathbf{e}_{ip}^T Q_i \mathbf{e}_{ip} dt &\leq \frac{1}{2} \mathbf{e}_{ip}^T(0) P_i \mathbf{e}_{ip}(0) + \frac{1}{2\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_{fi}^T(0) \tilde{\mathbf{W}}_{fi}(0) + \\ &\quad \sum_{j=1}^m \frac{1}{2\rho_{ij}} \tilde{\mathbf{W}}_{gij}^T(0) \tilde{\mathbf{W}}_{gij}(0) + \frac{1}{2} \kappa^2 \int_0^T \omega_i^2 dt + \frac{1}{2} \tilde{\theta}_i^2(0) + \\ &\quad \int_{t-h}^t \mathbf{x}_{i0}^T(\tau) \mathbf{x}_{i0}(\tau) d\tau + \frac{\delta}{2} \int_0^T \theta_i^* \theta_i^* dt\end{aligned}\quad (34)$$

对整个系统, 式(20) 成立. 所以对于给定的干扰减弱水平, 控制器(4) 能使闭环系统取得一定的 H_∞ 跟踪性能. \square

3 飞行控制仿真

本文所讨论的战斗机为新一代歼击机, 具体的方程参见文献[7]. 这里主要讨论由 α, β, μ (分别为飞行攻角、侧滑角和滚转角) 构成的慢回路和 p, q, r (分别为滚转、俯仰和偏航角速率) 构成的快回路. 同时考虑战斗机在数据链指挥下进行飞行, 于是慢变量子系统可用系统(1) 来表示, 其中 $\mathbf{x} = (\alpha, \beta, \mu)^T$, $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}_s(\mathbf{x}_{s1})$, $G(\mathbf{x}) = \mathbf{g}_{s1}(\mathbf{x}_{s1})$, $\mathbf{u} = \mathbf{x}_{s2}$, $\mathbf{d}(\mathbf{x}) = \mathbf{g}_{s2}(\mathbf{x}_{s1}) \mathbf{u}$, $\mathbf{x}_{s1} = [V, \gamma, \alpha, \beta, \mu]^T$, $\mathbf{x}_{s2} = [p, q, r]^T$, $\mathbf{f}_s(\mathbf{x}_{s1})$ 和 $\mathbf{g}_{s1}(\mathbf{x}_{s1})$ 与 $\mathbf{g}_{s2}(\mathbf{x}_{s1})$ 由飞机方程确定. 且记系统的输出为 $\mathbf{y} = (\alpha, \beta, \mu)^T$. 假定跟踪 $\alpha_d = 60^\circ \times \pi/180 \times \sin(0.5t)$, $\beta_d = 0^\circ$, $\mu_d = 30^\circ$, 用 RBF 神经网络逼近 $\mathbf{f}_\alpha(\mathbf{x}_{s1})$, $\mathbf{f}_\beta(\mathbf{x}_{s1})$, $\mathbf{f}_\mu(\mathbf{x}_{s1})$, $\mathbf{g}_{s1}(\mathbf{x}_{s1})$, 选择隐层单元数 $N = 15$, 初始条件为: $\mathbf{W}_{fi} = \mathbf{0}$, $M_{fi} = 10$, $M_{gij} = 15$, $\beta_{ij} = 1.5I$, $\alpha_i = 2I$; 学习率 $\mu_i = 0.1$, $\rho_{ij} = 0.02$. 则由式(4) 设计慢回路的控制器, 而对快变量回路采用动态逆控制[7].

为验证该飞行控制系统的有效性, 本文作了飞行控制仿真. 初始值设定如下: 高度 $H = 1000$ m; 速度 $V = 100$ m/s; $\gamma = \chi = \beta = \mu = 0^\circ$; $\alpha = 5^\circ$, $p = q = r = 0$ rad/s; 发动机推力 $T = 125$ kN; 操纵舵面的初始偏转为: $\delta_a = \delta_r = \delta_y = \delta_z = 0^\circ$; $\delta_c = -5^\circ$. 在仿真时, 假设慢回路气动参数存在 15% 的不确定性, 且假设 $E_1(\mathbf{x}(t-h), t) = 4e^{-0.2t} \sqrt{|x_1(t-h)x_2(t-h)x_3(t-h)|}$, $E_2(\mathbf{x}(t-h), t) = 5e^{-0.1t} \sqrt{|x_1(t-h)x_2(t-h)x_3(t-h)|}$, $E_3(\mathbf{x}(t-h), t) = 3e^{-0.3t} \sqrt{|x_1(t-h)x_2(t-h)x_3(t-h)|}$. 慢回路仿真结果如图 1 所示. 图中虚线为参考输入, 实线为实际输出. 由仿真结果可以看出, 在所设计的飞行控制系统作用下, 系统具有良好的控制效果.



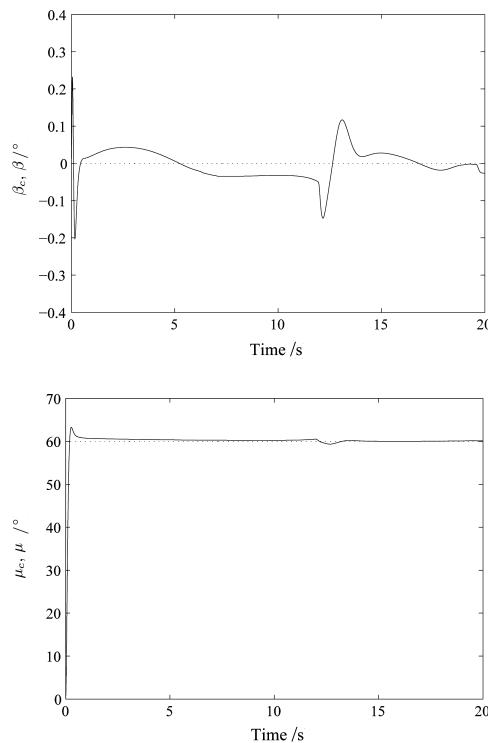


图1 数据链指挥下的战斗机慢回路控制仿真结果

Fig. 1 Control simulation results of slow loop for the fighter under the command of tactical data-link

4 结论

本文针对数据链指挥下的战斗机飞行控制问题设计了基于神经网络的鲁棒飞行控制器。在考虑数据链的引入对飞行控制带来不利影响的基础上,给出了数据链指挥下的战斗机飞行运动模型。对RBF神经网络的参数进行在线自适应调整,使其输出能够逼近系统的未知项,并基于神经网络的输出对一类不确定时延非线性系统设计了鲁棒控制器。最后将所设计的飞行控制系统用于战斗机的飞行仿真,仿真结果表明该系统是有效的。

References

- 1 Wu De-Wei, Gao Xiao-Guang, Chen Jun. On the development of tactical data link. *Fire Control and Command Control*, 2004, **29**(1): 10–13
(吴德伟, 高晓光, 陈军. 战术数据链的建设与发展. 火力与指挥控制, 2004, **29**(1): 10–13)
- 2 Li Tao, Wang Ping. The research and realization of error control system in communication of control network. *Microcomputer Development*, 2003, **13**(8): 48–54
(李韬, 王平. 控制网络通信中差错控制系统的研究与实现. 微机发展, 2003, **13**(8): 48–54)
- 3 Hsiao F H, Hwang J D. Stabilization of nonlinear singularly perturbed multiple time-delay systems by dither. *Journal of Dynamical Systems, Measurement, and Control*, 1996, **118**(1): 176–181
- 4 Nguang S K. Robust stabilization of a class of time-delay nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, **45**(4): 756–762
- 5 Ju H P. On the design of observer-based controller of linear neutral delay-differential systems. *Applied Mathematics and Computation*, 2004, **150**(1): 195–202
- 6 Chen Wei-Sheng, Li Jun-Min. Adaptive neural tracking control for unknown output feedback nonlinear time-delay systems. *Acta Automatica Sinica*, 2005, **31**(5): 799–803
(陈为胜, 李俊民. 未知输出反馈非线性时滞系统自适应神经网络跟踪控制. 自动化学报, 2005, **31**(5): 799–803)
- 7 Zhu Rong-Gang, Jiang Chang-Sheng, Zou Qing-Yuan, Cai Shi-Long. Dynamic inversion control of supermaneuverable flight of the new generation fighter. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2003, **24**(3): 242–245
(朱荣刚, 姜长生, 邹庆元, 蔡世龙. 新一代歼击机超机动飞行的动态逆控制. 航空学报, 2003, **24**(3): 242–245)
- 8 Chen Mou, Jiang Chang-Sheng, Wu Qing-Xian. Design of full envelope robust flight controller based on multiple model method. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006, **27**(3): 486–492
(陈谋, 姜长生, 吴庆宪. 基于多模型方法的全包络鲁棒飞行控制器设计. 航空学报, 2006, **27**(3): 486–492)
- 9 Chen Mou, Jiang Chang-Sheng, Wu Qing-Xian, Cao Bang-Wu. Adaptive H_∞ control of a class of uncertain nonlinear systems based on RBF neural networks. *Control Theory and Applications*, 2003, **20**(1): 27–32
(陈谋, 姜长生, 吴庆宪, 曹邦武. 基于RBF神经网络的一类不确定非线性系统自适应 H_∞ 控制. 控制理论与应用, 2003, **20**(1): 27–32)

陈谋 南京航空航天大学副教授. 主要研究方向为非线性系统控制及应用研究, 图像处理与目标识别. 本文通信作者.

E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn

(CHEN Mou) Associate professor at College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His research interest covers nonlinear system control and application, image processing, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)

姜长生 南京航空航天大学教授. 主要研究方向为非线性控制.

E-mail: jiangcs@nuaa.edu.cn

(JIANG Chang-Sheng) Professor at College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest is nonlinear system control.)

邹庆元 南京航空航天大学博士研究生. 主要研究方向为火力控制.

E-mail: zouqy@163.com

(ZOU Qing-Yuan) Ph. D. candidate at College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest is fire control.)

吴庆宪 南京航空航天大学教授. 主要研究方向为智能控制.

E-mail: wuqingxian@nuaa.edu.cn

(WU Qing-Xian) Professor at College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest is intelligent control.)